

후각정보 표현, 부호화 및 클러스터링에 관한 연구

The study on representation, Digital coding and Clustering of odor information

김정도, 정우석, 김동진
Jeong-Do Kim, Suk-Woo Jung and Dong-Jin Kim

Abstract - In this paper, we suggest method that change odors to digital data. For this, we selected emotional adjective of odors as olfactory receptor. This emotional adjective(expressional receptor) is about 40. Each odors are expressed by adjective equivalent to oneself. Expressed odors as emotional receptor is encoded as proposed method for transmission, and after transmission, It should be decoded for expression again. The applied decoding method is fuzzy c-means clustering algorithm(FCMA). But, because odor data is expressed to 40 dimensions, FCMA uses a lot of computing times and memories. To solve this problem, after we reduce dimension through principal component analysis(PCA), we use FCMA algorithm.

Key Words : Emotional adjective, FCMA, PCA

1. 서 론

일본우정성은 종래의 영상이나 음성에 대해서 냄새나 맛, 감촉 등을 고속으로 전달하는 통신기술의 연구개발에 본격적으로 착수하기로 방침을 정했다. 전화와 텔레비전 등 시·청각에 호소하는 통신수단은 일반화되어 있지만 미각과 후각, 촉각이라는 五感에 의한 정보전달 기술의 개발은 세계적으로도 아직 미개척 분야이다. 오감 정보 통신이 실현되면 원격의료 등 복지와 교육 분야에의 응용이 기대 된다. 또, 보다 자연스럽게 현실감이 있는 커뮤니케이션도 가능하게 된다.

오감 정보 통신에는 냄새와 맛, 그리고 촉감을 정보로서 해석하는 기술의 개발이 필요하게 된다. 이 중, 후각은 코 안에 전달된 화학물질을 혀의 점막에 있는 감각 세포들이 받아들였을 때에 생기는 감각이다. 흥분된 수많은 감각세포는 수개 혹은 수십개로 이루어진 각기 다른 종류의 감각 정보 수용체(receptor)에 의해 정보로 부호화된다. 이러한 감각 정보 수용체는 서로 다른 조합이 가능하며, 따라서 굉장히 많은 다른 냄새들을 구분할 수 있게 된다. 이것을 통신으로 전달하기 위해서는 후각 정보를 전송하기 위한 부호화기술과 압축기술의 개발, 또한 수신측에서 정확하게 재생하는 기술도 불가결하다. 냄새를 부호화하기 위해서는 냄새를 표현하는 방법 또한 필요하다.

본 연구에서는, 어떤 냄새나 영상 이미지가 가지는 냄새(예: 장미사진)를 표현한 후 부호화하고, 다시 이를 복원하는 방법을 제시한다. 하지만, 냄새나 냄새이미지는 너무나 많기 때문

에 인간이 느끼는 냄새를 전부 데이터베이스화하는 것은 불가능하다. 그래서, 일단 냄새나 냄새 이미지가 가지는 감정을 미리 정해진 표현인자로 매핑하여 이를 부호화하는 방법을 제안한다. 냄새에 대한 표현인자가 약 40~50정도면 이를 조합하여 수많은 냄새에 대한 표현이 가능하다. 또한, 인간이 사용하는 수십개의 대표 냄새(원취)를 퍼지 클러스터링 방법을 이용하여 대표냄새의 중심값 만을 기억함으로써, 어떤 부호화된 냄새 데이터가 들어온다 하더라도 미리 기억된 중심값에 의해 현재 표현하고자 하는 냄새의 소속도를 구함으로써 복원할 수 있다. 만약, 인간마다 냄새에 대한 표현방식이 다르다 하더라도, 인간이 가지는 공통분모적인 냄새 표현방식에 의해 클러스터링 되어 있기 때문에 해당 냄새에 대한 소속도가 가장 크게 나올 수밖에 없고 만약 두 가지가 혼합된 냄새일지라도, 소속도가 + 두개의 대표 냄새 쪽에 더 큰 소속도를 주기 때문에 복합 냄새의 표현도 가능하다. 역시, 일본우정성 통신정책국에 의하면 오감정보통신의 실현은 「5~10년 후」로 예상된다. 향후의 과제는 인터넷상에서의 통신 품질의 확보와 광파이버 등 광대역 네트워크에서의 전송기술로 될 것으로 예상된다. 인간이 느끼는 후각, 미각, 촉각 등의 감각도 디지털 이미지로 표현되어 전송할 수 있어야 하며, 또한 이것의 표현을 위해 복원 가능해야 한다.

본 연구는, 후각을 디지털이미지로 바꾸는 방법을 제시하고, 이를 Fuzzy 클러스터링 알고리즘에 의해 디코딩(복원)하는 방법을 제시하는 논문이다. 하지만, 인간의 감정 표현 방식에 의해 결정된 표현인자도 최소 40개는 되기 때문에, 소속도의 결정도 40차원에서의 계산이 필요하며, 대표 냄새의 센터 값도 40차원이상에서 존재하게 되므로 큰 메모리를 필요로 하게 되며, 계산시간과 계산량도 많아지게 된다. 이를 해결하기 위하여 먼저 PCA(principal component analysis) 알고리즘에 의해 큰 차원이 부호화 데이터를 2~3차원으로 매핑 시킨 후,

저자 소개

- * 김 정 도 : 호서대학교 전기정보통신공학부 조교수 · 공학
- ** 정 우 석 : 호서대학교 전기정보통신공학부 석사과정
- *** 김 동 진 : 호서대학교 전기정보통신공학부 박사과정

FCM(Fuzzy c-means) 알고리즘을 사용하는 방법을 제안한다.

이 방법에 의하면 표현인자가 40차원 이상이라 하더라도 2~3차원으로 축소될 수 있기 때문에 대표 냄새에 대해 적은 메모리만을 필요로 하게 된다. 3차원 정도로 축소시키면 보통 원 데이터의 98%이상의 표현이 가능하기 때문에 데이터의 손실은 거의 없다고 생각할 수 있다.

본, 연구에서 제안된 방법은 멀티미디어 데이터의 질감 표현을 위해 Meta data를 사용하는 MPEG-7과 MPEG-21등에 적용가능 할 것으로 예상되며, 이것의 표준화를 위한 기본 연구라 할 수 있다.

2. 감성표현에 의한 냄새의 디지털화 표현과 부호화

2.1 감성적 표현에 의한 냄새 표현 인자

기존에 냄새를 분류하고 표현하기 위한 많은 연구가 있었으나, 냄새의 복잡성 때문에 많은 어려움을 겪어 왔다. 일반적으로 냄새는 색이나 소리보다 복잡하기 때문에 아직 정형화된 분류 방법이 존재하지 않는다. 여러 연구 중에서 Amoores는 38종의 기본 원취를 발표하여 가장 일반적인 분류 방법 중의 하나로 평가받고 있다. 하지만, Amoores의 분류 방법도 냄새를 적절하게 디지털로 표현할 수 있는 정형화된 방법이라 할 수 없다.

HHMI의 린다 벡(Linda Buck) 등은 1999년 Cell 지에서 포유류의 냄새 감각은 냄새를 인식하고 처리하는 과정의 결합에 기초하고 있다고 발표하 바 있다. 각각 냄새 수용체가 특정 냄새를 인식하기보다는 뇌의 뉴런에서 특정 냄새 반응이 나타나도록 하기 위해 이른바 수용체 “알파벳”을 이용한다는 것이고 이 하나의 수용체가 여러 가지 냄새를 인식할 수 있으며, 한 개의 냄새는 보통 여러 개의 수용체에 의해 인식되며, 각각 다른 냄새도 여러 가지 수용체의 조합에 의해 인식된다는 것이다. 즉 후각 시스템은 냄새를 맡기 위해 결합 코드 체계를 이용하는 것이다. 달리 말하자면 조합을 달리하면 1,000개의 수용체로 수천 가지 냄새를 맡을 수 있다는 것이다. 또한, 냄새가 코로 들어가면 약 5백만 개의 후각 뉴런을 가진 후각 상피(olfactory epithelium)에 도달한 후 약 1,000가지 후각 수용체 타입 중 단 한 가지만 발현해서 표면에 표출하는 것으로 알려져 있다. 냄새가 뉴런을 흥분시키면 그 신호가 뇌 앞부분에 있는 구조로써, 냄새 감각의 정보 교환 기관인 통해 후구(olfactory bulb)로 전달된다. 그리고 냄새 신호는 후구에서 뇌 피질과 변연계(limbic system)로 모두 전달되어, 실제 정보가 전달될 뿐만 아니라 감정적 반응도 일어나는 것이다. 린다 벡의 연구를 통해 우리는 두 가지에 대한 결론을 내릴 수 있다. 첫째로 몇 개안되는 수용체의 반응 결합 코드에 의해 수많은 냄새를 감지한다. 두번째는 뇌의 후구에서는 냄새정보와 동시에 감정적 반응이 같이 일어난다.

본 연구에서는 적은 수용체를 가지고 다양한 냄새를 표현하는 방법을 사용한다. 단, 각각의 수용체는 감정적 의미를 가지는 형용사를 사용하며 “표현인자”라 정의하고자 한다. 예를 들어 “부드러운” 이란 형용사는 수많은 냄새에 해당되는 성질이지만, 이러한 형용사 수용체가 많다면 엄청나게 많은 냄새의 표현과 구분이 가능할 수 있다. 또한, 각 형용사 수용체(표현인자)의 성질을 몇 가지로 구분한다면 대부분의 냄새에 대한 분류 및 표현이 가능하다. 냄새나 냄새 이미지에 대한 기본적인 형용사 수용체를 표 1에 나타내었다. 총 38개의 인자로 구성하고 있으며 필요시 추가가 가능하다.

표 1. 냄새의 기본 형용사 수용체 (냄새 표현 인자)

인자번호	표현인자	인자번호	표현인자
1	농후한(부식한,농열한)	20	신선한(상쾌한)
2	거친	21	부드러운
3	남성적인	22	여성적인
4	폭력적인	23	평화로운
5	구원내인	24	꽃냄새인
6	썩은내인	25	과일냄새인
7	비린내인	26	술냄새인
8	전정의	27	식물적인
9	동물적인	28	현대적인
10	고전적인	29	매운내인
11	화약냄새인	30	신남새인
12	화려한	31	금속내인
13	꽃냄새인	32	특수한
14	정자냄새인	33	박하향인
15	커피향인	34	단내인
16	탄내인	35	무해한
17	유해한	36	동양적인
18	강한	37	알코올내인
19	오존내인	38	역 거운

2.2 냄새 표현인자에 의한 디지털 부호화와 전송 데이터

냄새 표현인자에 의한 디지털 부호화는 냄새 혹은 표현하고자 하는 이미지의 냄새를 감성적인 표현인자로 바꾸어 이를 정수형이나 실수형으로 바꾸는 과정을 의미한다. 전체 표현인자가 만약 40개 존재한다하더라도 어떤 냄새나 이미지가 가지는 냄새 표현인자는 실제 몇 개 되지 않기 때문에 전체 부호의 길이는 그리 크지 않다. 부호화는 해당하는 표현인자의 번호와 농도를 정수형 혹은 실수형으로 바꾸어 나타내며, 맨 앞에는 해당하는 표현인자의 수를 나타내주어 전체 부호의 길이를 알 수 있도록 한다. 또한 맨 마지막에는 냄새 혹은 이미지의 강도(농도)를 나타내는 부호가 들어가게 된다.

예로 인자수가 n이라 하면 전체 부호의 길이 m은 $m=2 \times n+2$ 가 된다. 인자수는 복잡한 냄새나 이미지라 하더라도, 실제로는 20개 정도를 넘어서지 않기 때문에 부호의 길이는 별도의 압축 알고리즘을 필요로 하지 않고 해당 표현인자만 부호화되기 때문에 압축하는 효과를 포함하고 있다고도 할 수 있다. 그림 1은 제안하는 부호화 방법을 나타내었고, MPEG의 메타 데이터를 이용하는 방법에 대해 그림 2에 나타내었다.

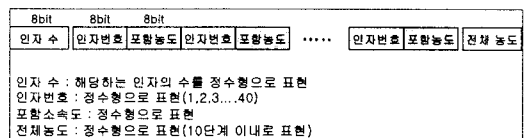


그림 1. 제안된 부호화 방법

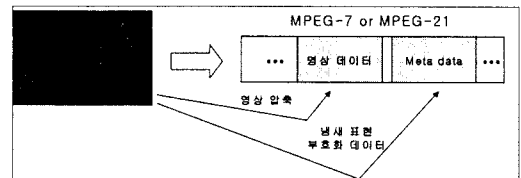


그림 2. 제안된 부호화 방법을 메타데이터에 적용

만약, 이미지가 가지는 냄새를 유선이나 무선 등으로 전송하기를 원하면, MPEG-7이나 MPEG-21을 이용하는 것이 가능하다. 수십개에 해당하는 모든 인자를 부호화하는 것이 아니라 해당하는 표현인자만이 부호화됨으로써 실제 부호화의 길이는 그리 크지 않음을 알 수 있다.

3. PCA+FCMA를 이용한 냄새의 분류와 표현

3.1 PCA+FCMA 알고리즘을 이용한 냄새의 클러스터링과 소속도 결정 냄새를 표현하기 위해서는 먼저 우리 주위에 존재하는 대표적인 냄새들을 정의 할 필요가 있다. 표2는 Amoore에 의해 결정된 기본원취 38개와 사회적으로 정의된 냄새인데, Amoore에 의해 정의되지 않은 몇 개의 냄새를 더하여 나타냈다.

표 2. Amoore에 의해 정의된 원취와 새롭게 정의된 기본취

번호	분류	설명	번호	분류	설명
1	acidic	신향	20	minty	박하향
2	allicaceous	마늘(파)향	21	musky	사향향
3	almond	아몬드향	22	oily	오일향
4	ammoniacal	암모니아향	23	orange	오렌지향
5	aniseed	아니스열매향	24	oxidizing	오존향
6	aromatic	아로마향	25	phenolic	페놀향
7	burnt	탄내향	26	putrid	부패향
8	camphoraceous	장뇌향	27	puergent	매운향
9	citrous	레몬-라일향	28	rose	장미향
10	cocoa	코코아향	29	sexual	섹시향
11	curmin	커큐민열매향	30	spermosus	정자향
12	ethereal	에테르향	31	spicy	캐피틴트향
13	fecal	구린향(대변향)	32	sweet	단맛향
14	fishy	비린향	33	sweaty	땀내향
15	fruity	과일향	34	violet	제비꽃향
16	green	푸른 풀향	35	woody	수목향
17	jasmin	자스민향	36	coffee	커피향
18	lily	백합향	37	cigarette	담배냄새
19	malty	맥아향

표2에 의해 정의된 표현인자 정의는 가장 일반적인 표현방식을 선택하면 된다. 하지만 인간이 느끼는 냄새의 정의는 민족마다, 지역마다, 개인의 취향에 따라 다를 수 있지만, 인간이 공통적으로 느끼는 냄새에 대한 정의가 배제되지 않고 정의된다면, 개인에 따라 다르게 느끼는 표현정의는 크게 문제 되지 않을 수 있다..

그림3은 각 기본취들을 2차원 상의 mapping 시킨후 각 클러스터로 표현된 그림이다. 인간이 공통적으로 느끼는 감정에 의해 각각의 클러스터가 형성되었는데 어떤사람이 C군의 냄새에 대한 보편적인 느낌을 표현인자로 사용하지 않고 개인의 취향에 따른 감정이 표현되어도 다른 클러스터에 비해 소속도(membership)가 C에 가깝게 되기 때문에 C군에 속하는 것으로 판단해도 무방할 것이다.

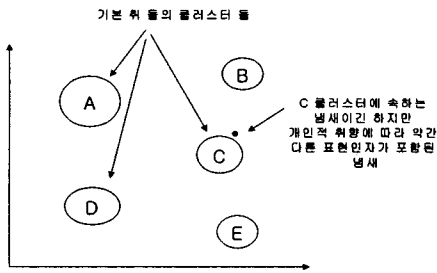


그림 3. 기본 냄새들의 클러스터링과 디코딩

특히, 본 연구에서는 인간 감정의 애매모호성에 대하여도 강한 클러스터링 능력을 보이는 퍼지 클러스터링 방법을 사용하여 인간 감정의 애매모호성을 극복하고 있다. 하지만 대표 냄새들이 수없이 많기 때문에 대표 냄새를 많이 정할 경우가 생길 수 있다. 이 경우, 이 냄새들에 대한 센터값을 디코딩 할 때 가지고 있어야 하기 때문에 많은 메모리를 차지하게

된다. 만약 40개의 표현인자라면 40차원으로 표현해야 하므로 많은 메모리를 차지할 수밖에 없다. 이러한 문제를 극복하기 위하여 시각적 분석 방법인 PCA를 이용하여 40차원의 데이터를 2~3차원으로 축소하고 축소된 데이터를 가지고 FCM 알고리즘을 통하여 시각적 데이터와 상관관계를 가지는 클러스터의 센터를 통해 입력된 데이터의 각 클러스터 사이의 소속도를 구하여 정량적으로 분석할 수 있게 된다.

그림 4는 대표 냄새들을 부호화하고 이를 PCA 알고리즘으로 매핑한 후 FCM 알고리즘으로 대표냄새를 클러스터링하고 그 냄새의 센터값을 구하는 과정을 나타내고 있다.

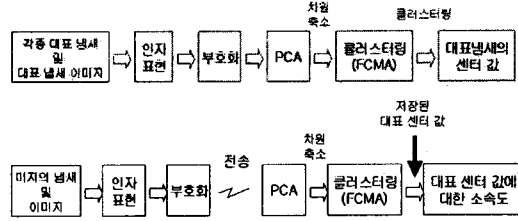


그림 4. 클러스터링 구성도와 데이터 디코딩 과정 구성도

어떤 새로운 냄새 데이터가 들어오면 그 냄새 클러스터간의 소속도를 구한다. 또한 여러개의 냄새가 혼합되어 있어도 소속도 해석을 통해 어떤 냄새 데이터가 혼합되어 있는지도 파악할 수 있는 장점이 있고 이 과정이 냄새의 디코딩 과정이며 역시 PCA 알고리즘을 이용하여 전송된 데이터를 2~3차로 축소후 이를 이미 저장되어 있는 2~3차원의 센터값을 이용하여 전송된 냄새의 소속도를 표현할 수 있다.

3.2 PCA+FCMA c-means 알고리즘

PCA 방법은 다차원 데이터를 가지적으로 확인하기 위해 2~3차원의 데이터로 패턴을 매핑하는 알고리즘이다.

식(1)과 같이 입력 데이터를 X, 매핑 데이터를 Y로 놓으면 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1L} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2L} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{M1} & X_{M2} & \dots & X_{ML} \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1D} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2D} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{M1} & Y_{M2} & \dots & Y_{MD} \end{bmatrix} \quad (1)$$

우선 각 센서에 대한 평균을 구하고 그 평균데이터를 가지고 공분산 행렬(Covariance Matrix)를 구한다. 공분산 행렬 C는 각각의 원소인 C_{ij} 가 모든 classes위에 중심점이 되어가도록 미리군한 입력패턴 X에서의 평균 벡터 \bar{X}_k 를 빼어감에 따라 식(2)와 같이 계산되어 진다

$$C_{ij} = \sum_{l=1}^m \frac{(X_{li} - \bar{X}_i)(X_{lj} - \bar{X}_j)}{m} \quad (2)$$

그 후에 $k = 1, 2, \dots, n$ 에 대한 고유치 λ_k 와 고유벡터 u_k 를 식(3)와 같이 정의한다.

$$C u_k = \lambda_k u_k \quad (3)$$

이렇게 하여 구한 고유값 중 제일 큰 값을 3개를 취하고 그에 따른 고유 벡터 3개로 매핑하게 되는 것이다.

이 방법을 이용하면 시각적으로 클러스터링 분석이 가능하다. 하지만 새로운 데이터가 취득될 경우 그 데이터의 얼마만큼 소속되어 있는 가를 정량적으로 확인할 수 없다. 따라서 PCA 알고리즘을 이용하여 구해진 3차원 고유벡터를 기준으

로 그 데이터들을 FCM(Fuzzy C-Means) 알고리즘을 이용해 클러스터 센터 및 소속도를 구한다. PCA의 매핑 데이터를 FCM의 입력으로 사용하고 입력패턴에 대한 클러스터의 중심은 식(4)과 같이 나타낸다.

$$Z_j = \{z_1, z_2, \dots, z_c\} \quad (4)$$

여기서 c는 클러스터 중심의 개수이고 Y_i 의 i는 입력 패턴 수 그리고 Z_j 의 j는 클러스터의 수이다. 따라서 i번째 패턴과 j번째 클러스터의 중심 소속도 W_{ij} 는 식(5)과 같이 나타낼 수 있다.

$$W_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c \left[\left(\frac{d_{ik}}{d_{ij}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \quad d_{ij} > 0, \forall i, j \quad (5)$$

$$Z_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m W_{ik}^m Y_{kj}}{\sum_{k=1}^m W_{ik}^m}$$

또한, 하나의 패턴에 대한 소속도의 총합은 1로 정규화되고 각각의 패턴 소속도는 목적함수 J_m 이 최소가 되는 클러스터의 패턴을 찾는다.

$$d_{ij} = \|Y_i - Z_j\| = \left[\sum_{k=1}^c (Y_{kj} - Z_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

$$J_m(W, Z) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c W_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (7)$$

목적함수에서 d_{ij} 는 입력패턴과 클러스터 중심사이의 유클리드 거리이다. 이것은 각각의 패턴에 대한 유사성을 측정한다. 여기서 m은 소속 가중치지수며 이 값에 대한 이론적이고 정당화된 범칙이 존재하지 않기 때문에 일반적으로 2로 선택하여 목적함수를 최소로 근사화시키는 반복적인 알고리즘이다. 이렇게 PCA와 FCM 알고리즘으로 클러스터링하여 기존 데이터에 대한 새로운 데이터를 시각적으로 정량적으로 확인 할 수 있다.

4. 실험 결과

샘플로 정해진 3인에 의한 7개 기본 냄새의 표현인자를 결정 한 후 부호화했다. 7개의 냄새가 PCA 알고리즘에 의해 3차원으로 축소 mapping된 데이터는 그림4와 같고 임의의 사람에게 암모니아향과 레몬향을 맡게 한 후, 표현인자를 결정하게 하고 이를 부호화하여 FCM에 의해 미리 결정된 클러스터 센터로 소속도를 결정하게 하였다.

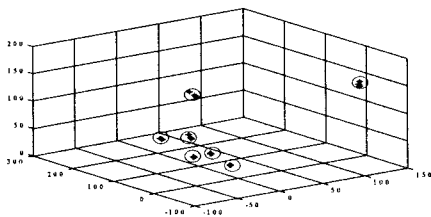


그림 5. PCA 방법에 의해 3차원으로 매핑된 데이터

이 실험을 통해, FCM 알고리즘에 의한 감성적 판단이 서로 다른 사람들도 미리 결정된 감성 데이터와 큰 차이없이 냄새 데이터를 디코딩 할 수 있다는 것을 알았고, 표3에 나와 있듯이 미지의 냄새 1같은 경우 암모니아의 소속도에 약 83%를 가지며, 다른 데이터는 최대 3%이상 이 되지 않기 때문에 완벽하게 암모니아로 판단할 수 있다. 또한, FCM 알고리즘을 사용하기 전에 모든 데이터를 3차원으로 매핑함으로써, 계산

시간을 줄임과 동시에, 대표 냄새에 대한 차원을 축소시켜 적은 메모리 혹은 적은 전송량을 필요로 하게 된다.

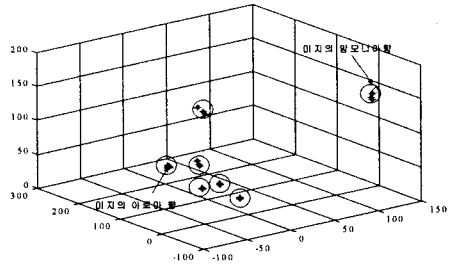


그림 6. PCA 알고리즘에 의한 미지 데이터의 위치

표 3. FCM에 의한 미지 냄새의 소속도

Table 3. Membership of unknown odor data by FCMA

	미지의 냄새 1	미지의 냄새 2
신향의 소속도	0.0321	0.0023
마늘향의 소속도	0.0326	0.0024
암모니아향의 소속도	0.8251	0.0016
아로마향의 소속도	0.0216	0.9857
반내향의 소속도	0.0313	0.0017
레몬-라임향의 소속도	0.0272	0.0045
담배냄새의 소속도	0.0302	0.0019

5. 결론

Buck의 연구에 의하면 동물은 수백개의 냄새 수용체를 가지고 수만가지의 냄새의 인지가 가능하다는 연구 결과를 발표하였다. 본 연구에서는 기존의 냄새표현 방식을 기본 냄새표현인자와 더불어 감정표현 인자를 사용하여 표현하였고 전체 냄새를 표현하는데 약 40개의 표현인자를 사용하였다. 이 인자를 가지고도 충분히 많은 냄새의 표현이 가능하다. 이 표현인자에 의해 디지털 부호화가 이루어지며, 복호화과정에서의 복잡성을 줄이기 위해 PCA를 통해 차원 축소를 하고, 이 데이터를 Fuzzy clustering 방법을 이용해 모든 냄새를 분류하도록 한다. 만약 미지의 냄새 데이터가 들어올 경우에는 이 데이터가 어느 클러스터에 속하는지를 파악하여 냄새를 복호화하는 것이 가능했다.

본 논문에서 제시된 냄새 부호화 데이터는 영상 이미지를 설명하는 메타 데이터로 구성하여 표현되거나 전송될 경우, 영상과 동기화를 이루는 훌륭한 후각데이터로 사용될 수 있다. 향후, 더 적절한 표현 인자를 선택하고, 구체적인 표현 인자가 사용될 경우에는 인간이 사용하는 대부분의 냄새를 부호화하고 복호화하는 역할을 할 수 있을 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] 오근석, 김판구, "감성 데이터 해석", 홍릉과학 출판사, 2002
- [2] Paul A. Godfrey, Bettina Malnic and Linda B. Buck, "The mouse olfactory receptor gene family, PNAS, Vol.101, no.7, ebruary 17, 2004, 2156-2161
- [3] Y. Yabuuchi, J. Watada and Y. Nakamori, "Fuzzy principal component analysis for fuzzy data", Proc. of FUZZ-IEEE97, Vol.2, pp.1127-1132, Barcelona, Spain, July 1-7, 1997